

Diferenciación entre electrocardiogramas normales y arrítmicos usando análisis en frecuencia*

Raúl Narváez-Sánchez[†], Andrés Jaramillo Velásquez^{*}

Resumen

En este artículo se presentan avances de un proyecto cuya hipótesis radica en que los electrocardiogramas (ECG) son más fáciles de interpretar en el dominio de la frecuencia que en el dominio del tiempo. Este artículo está dirigido principalmente a personal médico. *Metodología:* se tomaron 21 electrocardiogramas (18 sanos y tres arrítmicos) de una base de datos del Massachusetts Institute of Technology, y se analizaron en el dominio de la frecuencia, para distinguir cuantitativa y cualitativamente el espectro de pacientes arrítmicos respecto del espectro de pacientes sanos. Se trabajó un número pequeño de muestras, a fin de buscar condiciones estacionarias y calcular la densidad espectral de potencia (PSD) sobre intervalos de 300 muestras, cantidad que abarca entre dos y tres ciclos cardiacos, sobre un rango total de 90.000 muestras. Para la identificación cualitativa, se realizaron las gráficas correspondientes y se comparó su morfología. Para la identificación cuantitativa, se realizó un promediado de los PSD de los registros sanos, respecto al cual se midieron distancias (cuánto se aleja una señal arrítmica de un promedio de las señales sanas) y diferencias de su integral con la de las PSD arrítmicas. *Resultados:* se encuentran, de modo preliminar, diferencias en los registros sanos y no sanos. En el artículo se presentan las gráficas

obtenidas y las distancias e integrales de las PSD de los registros estudiados. *Conclusión:* en el dominio de la frecuencia se pueden establecer diferencias morfológicas y numéricas, fáciles de identificar, entre electrocardiogramas sanos y no sanos.

Palabras clave: electrocardiografía, procesamiento de señales asistido por computador.

Abstract

We report an advance of a research project based on the hypothesis that electrocardiograms (ECG) are easier to interpret in the frequency domain

Recibido: septiembre de 2004

Aceptado: octubre de 2004

* Parte de este trabajo se presentó en el XX Congreso Nacional de Física (Armenia, septiembre de 2003). Otra parte se presentará en el XVIII Congreso Colombiano de Medicina Interna (Bogotá, octubre de 2004).

† Médico cirujano y magíster en Ingeniería Biomédica. Parte del Grupo de Tratamiento de Señales Biomédicas y docente de la Facultad de Medicina, Universidad del Rosario, y Facultad de Medicina, Universidad Antonio Nariño. Dirección electrónica: marvaez@urosario.edu.co.

* Físico, ingeniero electrónico y magíster en Física. Parte del Grupo de Tratamiento de Señales Biomédicas y docente de la Facultad de Ingeniería Electrónica, Universidad Antonio Nariño, Bogotá, Colombia.

than in the time domain. This paper is aimed to medical personnel. *Methodology*: 21 electrocardiograms (eighteen normal and three arrhythmic) were taken from a database of Massachusetts Institute of Technology, and analyzed in the frequency domain, in order to distinguish quantitative and qualitatively spectra of arrhythmic patients from spectra of healthy patients. We worked on a small number of samples looking for stationary conditions, calculating the power spectral density (PSD) on intervals of 300 samples, which enclose two or three cardiac cycles, over a total range of 90.000 samples. For qualitative identification, the correspondent drafts were etched and their morphology compared. For

quantitative identification, an average of the PSD of healthy registries we made, to which a distance were measured (how much an arrhythmic signal differs from the average of healthy signals) and differences of its integral to each arrhythmic PSD. *Results*: We found, preliminarily, differences between healthy and non healthy signals. The paper presents the drafts, distances and integrals of PSD of studied registries. *Conclusion*: In the frequency domain is possible to establish morphologic and numeric differences, easy to identify, between healthy and non healthy electrocardiograms.

Key words: Physiology, electrocardiogram, signal processing, computer-assisted.

INTRODUCCIÓN

La muerte cardiaca súbita tiene una tasa de aproximadamente el 50%, y disminuye con la edad (1). Sus causas son diversas, como los problemas coronarios, hipertrofia cardiaca y miocarditis. Según la AHA (Asociación Estadounidense del Corazón), casi sesenta millones de personas sufren una enfermedad cardiaca en Estados Unidos, es decir, cerca de uno de cada cuatro habitantes sufre algún tipo de enfermedad cardiovascular. Casi uno de cada 2,4 fallecimientos se produce como resultado de una enfermedad cardiovascular. Desde 1900, las enfermedades cardiovasculares han sido la mayor causa de muerte todos los años (menos uno, el año 1918), y causan más decesos que las siete siguientes causas de muerte juntas, tanto en mujeres como en hombres.

El costo de las enfermedades cardiovasculares en Estados Unidos, en 1999, se cal-

cula en 286,5 miles de millones de dólares —un aumento de cerca de 12.000 millones desde 1998—. Además, las arritmias cardiacas suelen desencadenar desórdenes hemodinámicos que traen la producción de coágulos intracardiacos, los cuales pueden ser eyectados hacia el cerebro, donde causan accidentes cerebrovasculares (ACV). Estos ACV, en Estados Unidos, son la principal causa de incapacidad grave y permanente, y representan más de la mitad de los pacientes hospitalizados por enfermedad neurológica.

Es llamativo que en el 57% de los hombres y en el 64% de las mujeres que mueren de forma súbita por enfermedad cardiovascular no había síntomas previos de la enfermedad, lo cual hace pertinente la realización de estudios de cribado (*screening*) cardiovascular en la población general mayor de treinta años de edad.

En Colombia, el infarto agudo del

miocardio es la primera causa de enfermedad del aparato circulatorio que lleva a la muerte:

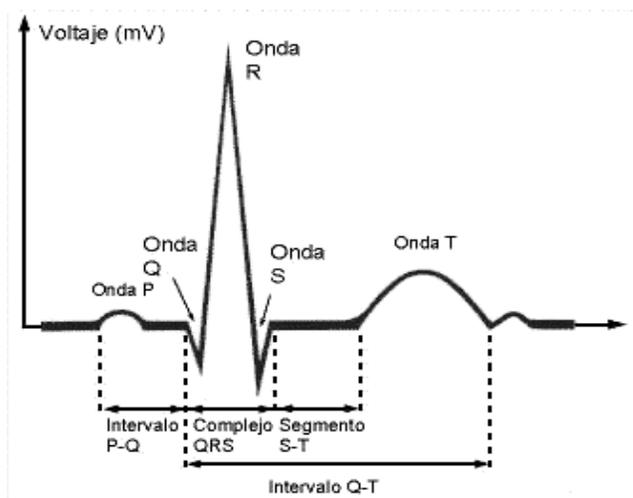
Esta enfermedad [...] constituye un grave problema de salud pública de difícil y complejo abordaje, principalmente a través de políticas e intervenciones de promoción con efectos a mediano o largo plazo, dirigidas a evitar o modificar los estilos de vida o factores de riesgo básicos (prevención primaria), y a controlar o reducir las lesiones ligadas a esos factores de riesgo o a otras patologías cardiovasculares y endocrinas (prevención secundaria). (2)

Las siguientes posiciones en mortalidad las ocupan la insuficiencia cardiaca y las enfermedades hipertensivas. Al analizar la mortalidad por este grupo de causas y por estratos sociales, se observa que el infarto siempre ocupa el primer lugar en todos los estratos, con un peso relativo diferente que va desde una de cada cuatro muertes en el

estrato 1, hasta una de cada tres en el estrato 6. En los estratos de mayor pobreza hay menor accesibilidad a los servicios, y éstos generalmente no cuentan con la tecnología necesaria para realizar los estudios pertinentes (3).

El diagnóstico, el seguimiento de terapia y el pronóstico de las enfermedades cardiovasculares se suele basar en un examen rápido y confiable llamado electrocardiograma (ECG). Éste registra una variación de voltaje cardiaco con respecto al tiempo. Dicho análisis consiste en la identificación de diferencias en las formas de onda electrocardiográfica entre los registros de pacientes sanos con aquéllas de pacientes enfermos. En la Figura 1 apreciamos las formas de onda usuales en un paciente sano.

Figura 1 Un electrocardiograma normal



Para el médico, la forma y duración de cada componente del ECG tiene un significado. Para hacer un diagnóstico, se observan detalladamente los distintos intervalos de tiempo, las polaridades y las amplitudes. Cuando hay diferencias temporales o morfológicas en las ondas y segmentos del registro electrocardiográfico con respecto a un paciente normal puede existir un padecimiento cardiaco, siempre que se hayan descartado interferencias de cualquier índole. Una de las variables medidas en el ECG es el ritmo, es decir, la separación aproximadamente uniforme entre ondas R. Si no hay un período uniforme entre ondas R, se diagnostica arritmia.

El ECG es importante, pero es difícil interpretarlo en el dominio del tiempo: la persona más autorizada para interpretar un ECG es un cardiólogo, que lo ha aprendido luego de seis años de pregrado, tres o cuatro años de especialización y, al menos, dos años de subespecialización. Esto nos lleva a pensar que podría existir una forma diferente de ver la información electrocardiográfica, que sea más fácil e igualmente confiable. Se propone, entonces, como un campo de exploración estudiar la señal ECG en dominios diferentes al tiempo, uno de los cuales es la frecuencia. El realizar esta exploración (como varios grupos la vienen haciendo en el mundo) puede traer identificación de patrones de comportamiento en ECG sanos o patológicos, que buscan mejorar la cali-

dad y rapidez del diagnóstico, a la par de disminuir posibles ambigüedades y aplicarla al seguimiento de terapia o pronóstico de estos pacientes.

Las transformadas

La tecnología que puede hacer los estudios de cribado (*screening*) en la población puede basarse en el análisis matemático del ECG. Una herramienta para este análisis son las *transformadas*, que ya han demostrado aplicabilidad en diferentes campos de estudio, como en la teoría de comunicaciones o la de control, en las que se emplea la transformada de Fourier (TF) para caracterizar sistemas de acuerdo con su respuesta en la frecuencia. Se han aplicado también al procesamiento de señales médicas, que continúa siendo un campo de estudio con muchas posibilidades por explorar. Por ejemplo, el análisis sobre variaciones en las distancias R-R del ciclo cardiaco, llamado variabilidad en la frecuencia cardiaca (HRV), ha demostrado tener poderosas implicaciones en el estudio del control cardiovascular, y al parecer también en el pronóstico de los pacientes coronarios (4-6).

Para conocer más de las transformadas definiremos primero qué es un dominio. De forma general, un *dominio* es un ambiente dentro del cual suceden eventos. Por ejemplo, la naturaleza sucede en el tiempo, de modo que entendemos cada suceso como ocurrido porque el tiempo transcurrió. Lo interesante es que la información

que tiene una señal como el ECG es una sola, independiente del dominio en que sea estudiada. Al observar la señal en diferentes dominios, podemos resaltar parte de información en un dominio (por ejemplo, la frecuencia) que se nos había escapado en el otro (por ejemplo, el tiempo).

Una transformada es una herramienta matemática que permite llevar información de un dominio hacia otro diferente. Este último, debido a sus propiedades, puede facilitar la realización de tareas determinadas. Las transformadas se utilizan principalmente para reducir la complejidad en problemas matemáticos. Por ejemplo, las ecuaciones diferenciales e integrales se pueden convertir, aplicando la transformada apropiada, en ecuaciones algebraicas, cuyas soluciones son más fáciles de obtener. La transformación o cambio puede caracterizarse mediante un operador, en el sentido matemático, que genéricamente se denota como $X(s)=T(x)$, donde x representa el objeto matemático sobre el cual actúa dicho operador y $X(s)$ es la señal (información) representada en el nuevo dominio s . En el caso del tratamiento de señales, x será la señal en el dominio del tiempo.

Las transformadas permiten analizar el ECG en el dominio de la frecuencia. Así se han identificado unos rangos de frecuencias asociados con los diferentes componentes del registro ECG normal. También ha sido de gran utilidad el análisis en el dominio de la frecuencia para identificar com-

ponentes frecuenciales ajenos a la señal de interés, como el ruido de línea (7). Por razones de tiempo de computación, se han desarrollado algoritmos conocidos como la *transformada rápida de Fourier* (FFT), que permiten realizar los cálculos implicados en la transformada de modo mucho más eficiente, aprovechando las propiedades de simetría de las señales discretas (8-10).

Se han venido realizando diferentes trabajos de investigación sobre el análisis de ECG. Algunos, por ejemplo, separan y grafican las armónicas componentes en el tiempo (4,11); mientras otros (la gran mayoría) realizan un análisis del espectro de potencia de las secuencias obtenidas a partir de las variaciones en el período cardiaco (o distancia R-R) y con ello muestran la ya citada variabilidad en la frecuencia cardiaca (HRV). Otros más han investigado sobre los potenciales ventriculares tardíos, predictores de arritmias letales, cuya técnica es el promediado de la señal ECG (12).

También se están usando nuevas herramientas de análisis como la transformada *wavelets* (13), las redes neuronales (14) y la lógica difusa (15). En Colombia no se han publicado investigaciones de cuantificación de variación en componentes frecuenciales realizados directamente sobre las señales ECG de humanos. Varios grupos colombianos adelantan estudios sobre registros ECG presentados hasta ahora en los eventos nacionales (16).

Se destaca el dirigido por el doctor Rafael Gutiérrez, cuyo trabajo se basa en el análisis no lineal aplicado al ECG (17).

La densidad espectral de potencia (PSD)

La densidad espectral de potencia (PSD) es una forma de análisis que muestra cómo se distribuye la potencia (la varianza) de una señal en función de la frecuencia, y así se pueden identificar las componentes frecuenciales más importantes de dicha señal. Para calcular la PSD hay dos grupos de métodos, llamados paramétricos y no paramétricos, ambos con resultados comparables. Una ventaja de los no paramétricos es poder usar el algoritmo FFT, que ahorra tiempo de cómputo. Los paramétricos dan como resultado una delineación más suave de los componentes espectrales y un cálculo más seguro de la PSD, incluso en muestras pequeñas, donde la señal se pueda presumir estacionaria, pero requieren una verificación de la aplicabilidad del modelo escogido y de su complejidad (es decir, el orden del modelo) (4). En el análisis del ECG la PSD tomada en intervalos cortos (por ejemplo, 300 puntos) es una opción interesante, ya que dicha señal no es estacionaria.

La PSD, tal como es calculada en este trabajo, es igual a la magnitud de la FFT al cuadrado, y de esta manera su significado es idéntico: nos muestra la distribución de potencia de una señal en función de la frecuen-

cia. Así podemos identificar las componentes frecuenciales más importantes de dicha señal, para establecer diferencias entre ECG sanos y no sanos, que posibiliten hacer estudios de cribado (*screening*) rápidos y económicos en poblaciones grandes. No entramos a medir la capacidad predictiva de este tipo de análisis. Hay otros métodos más elaborados para calcular la PSD, pero todos buscan calcular el contenido frecuencial de la señal que se trate (7-10, 18).

MÉTODOS Pacientes

Grupo de pacientes sanos: en internet (<http://www.physionet.org/physiobank/>: Normal sinus Rhythm Database y Arrhythmia Database) existe una base de datos, respaldada por el Massachusetts Institute of Technology (MIT), que fue hecha para entrenar detectores automáticos de arritmias. La razón para escoger una base de datos publicada en internet fue probar nuestro sistema en seres humanos, sin generar expectativas en los pacientes. De Normal Sinus Rhythm Database se obtuvieron 18 pacientes, distribuidos así: cinco hombres, con rango de edad entre 26 y 45 años, y trece mujeres con rango de edad entre veinte y cincuenta años.

Grupo de pacientes arrítmicos: de Arrhythmia Database se obtuvieron tres pacientes para probar el sistema. El primero, ECG119, es una mujer de 51 años de edad, con ectopias ventriculares y ocasio-

nal bigeminismo, medicada con Pronestyl®, cuya dosis no se indica. El segundo, ECG203, es un hombre de 43 años, con fibrilación y aleteo (*flutter*) auricular, ocasional taquicardia ventricular y ectopias ventriculares y supraventriculares, medicado con Coumadin®, Digoxina, Heparina, Hygroton® y Lasix®, cuyas dosis no se indican. Y el tercero, ECG208, es una mujer de 23 años de edad, no medicada, con bi y trigeminismo ventricular, debidos a ectopia ventricular. Estos diagnósticos fueron hechos por cardiólogos de MIT, y así figuran en la página.

La MIT-BIH Arrhythmia Database es un grupo de más de 4.000 grabaciones Holter de larga duración, obtenidas por el Beth Israel Hospital, entre 1975 y 1979. Aproximadamente 60% de estas grabaciones se obtuvo de pacientes hospitalizados. La base de datos contiene 23 grabaciones (numeradas del 100 al 124 incluso, con algunos números perdidos), seleccionadas aleatoriamente de todo el grupo, y 25 grabaciones (numeradas del 200 al 234 incluso, también con algunos números perdidos), seleccionadas del mismo grupo, para incluir una variedad de fenómenos raros, pero de importancia clínica que podría no ser bien representada por una muestra pequeña y aleatoria de grabaciones Holter. Cada una de las 48 grabaciones disponibles tiene una duración cercana a treinta minutos.

El grupo numerado del 100 al 124 está en la base de datos para servir como una muestra representativa de la variedad de

formas de onda y artefactos que un detector de arritmias podría encontrar en el uso clínico rutinario. Para seleccionar las cintas grabadas, y luego para seleccionar segmentos de media hora de estas cintas, se usó una tabla de números aleatorios. Algunos segmentos seleccionados de este modo fueron excluidos en casos en que la señal ECG no fue de la calidad adecuada para su análisis por expertos humanos. Las grabaciones en el segundo grupo fueron escogidas en MIT para incluir arritmias ventriculares y supraventriculares complejas y anomalías de conducción. Varias de estas grabaciones fueron seleccionadas debido a que detalles de su ritmo, la variación de morfología del QRS o la calidad de la señal podrían presentar dificultades significativas para los detectores de arritmias.

Análisis de registros

Nuestro grupo propuso diseñar un sistema de procesamiento digital de ECG que pudiera correr sobre bases de datos en las que eventualmente se comprobaría la existencia de patrones de comportamiento de componentes de la señal en la frecuencia. La metodología comprendió:

1. Conseguir ECG de pacientes claramente diagnosticados y clasificados.
2. Adecuar estos registros para el procesamiento digital.
3. Analizar estas señales para identificar características interesantes a nuestro estudio.

4. Aplicar la TF para determinar la PSD en estos registros, sobre las regiones identificadas en el paso 3.
5. Buscar las diferencias entre las PSD sanas y las arrítmicas.

La adecuación de los ECG para su manipulación comienza generando un algoritmo de lectura de datos para analizarlos con el programa comercial MatLab (versión 5.3, Math Works Inc., 1999). No se hizo filtrado.

El resto de la adecuación es valorar la calidad de la señal, lo cual se hizo de manera cualitativa. Se determinó la existencia de ruido en parte de los registros tomados. Se observó que en el inicio de varios registros se presentan señales de calibración, sin interés para el procesamiento, por lo cual no se estudiaron las primeras cincuenta mil muestras en todos los registros.

El siguiente paso fue seleccionar regiones de interés en los ECG obtenidos, para luego representar los resultados de la aplicación de las transformaciones en gráficas bidimensionales que describan la variación de un cierto parámetro en términos de otro. En este caso se mira la variación de potencia con respecto a la variación de frecuencia (véase gráficas de PSD en "Resultados").

Luego se midió en el tiempo cuántas muestras abarcan un ciclo cardiaco completo. Este valor se obtiene contando directamente sobre la señal desplegada. A partir de este dato, usando una función de

MatLab y con ventana de Hanning, se calcula la PSD tomada en intervalos cortos (300 puntos) y se promedia sobre varios de éstos, a partir de un rango total de 90.000 muestras. Esta cantidad de muestras corresponde aproximadamente a doce minutos de registro total. Luego se resta el promedio, para disminuir el nivel DC presente en la señal.

En los registros de pacientes sanos, la frecuencia de muestreo es de 128 muestras por segundo, y el rango de frecuencias es de 0 a 64 Hz. Considerando los intervalos de 300 muestras, la resolución en frecuencia es de 0,4267 Hz. Por su parte, los registros de pacientes arrítmicos fueron tomados a una frecuencia de muestreo de 360 muestras por segundo. Por tal motivo, en estos registros se realizó un remuestreo de 360 a 128 muestras por segundo.

La selección de regiones del ECG, la aplicación de transformadas y la realización de gráficas se hicieron de forma sistemática hasta obtener los mejores resultados posibles en la identificación de diferencias. Éstas se cuantificaron en términos de distancias de la señal arrítmica con respecto del promedio de las señales sanas. Se calculó también la integral (área bajo la curva) de cada PSD sano y arrítmico, y se comparó su valor en la integral de la curva promedio de los sanos, con cada integral de PSD de paciente arrítmico.

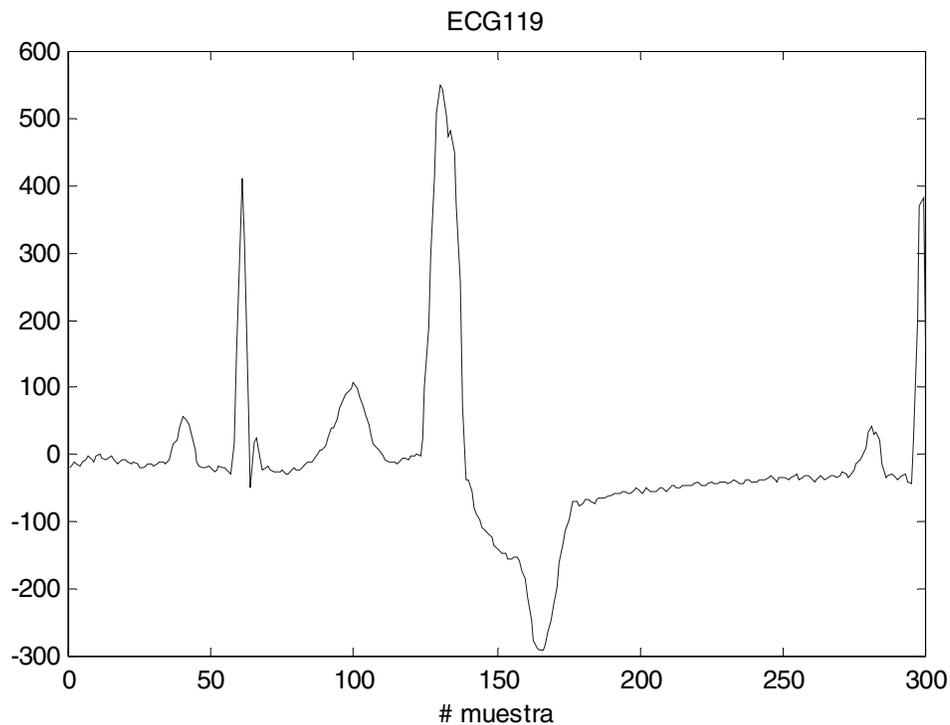
RESULTADOS

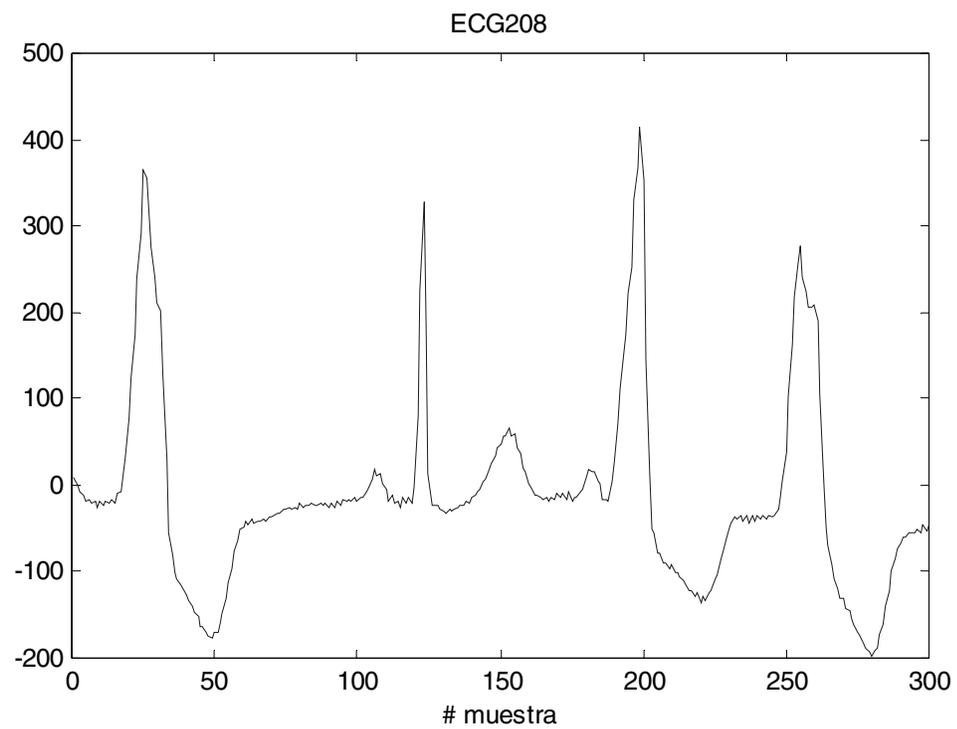
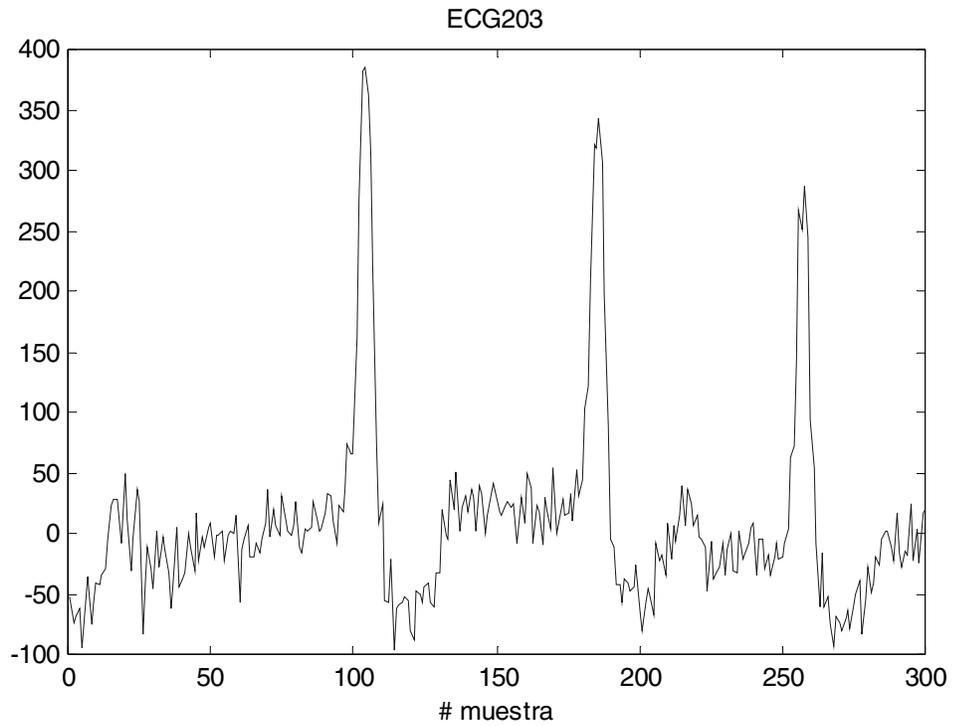
Distinción cualitativa (identificación morfológica)

En la Figura 2 se presentan los electrocardiogramas en el dominio del tiempo, de los tres pacientes arrítmicos. No se presentan todos los ciclos cardiacos involucrados en las 90.000 muestras analizadas, pues debido al

tamaño de la ventana sólo se observaría una acumulación de casi mil ciclos cardiacos en una gráfica de quince centímetros de ancho. Por ello, las gráficas de las señales en el tiempo se presentan sobre un intervalo arbitrario de 300 puntos. Debido a esto, no se observan aquí todas las anomalías del ritmo de estos pacientes.

Figura 2 Electrocardiogramas en el dominio del tiempo, de los tres pacientes arrítmicos

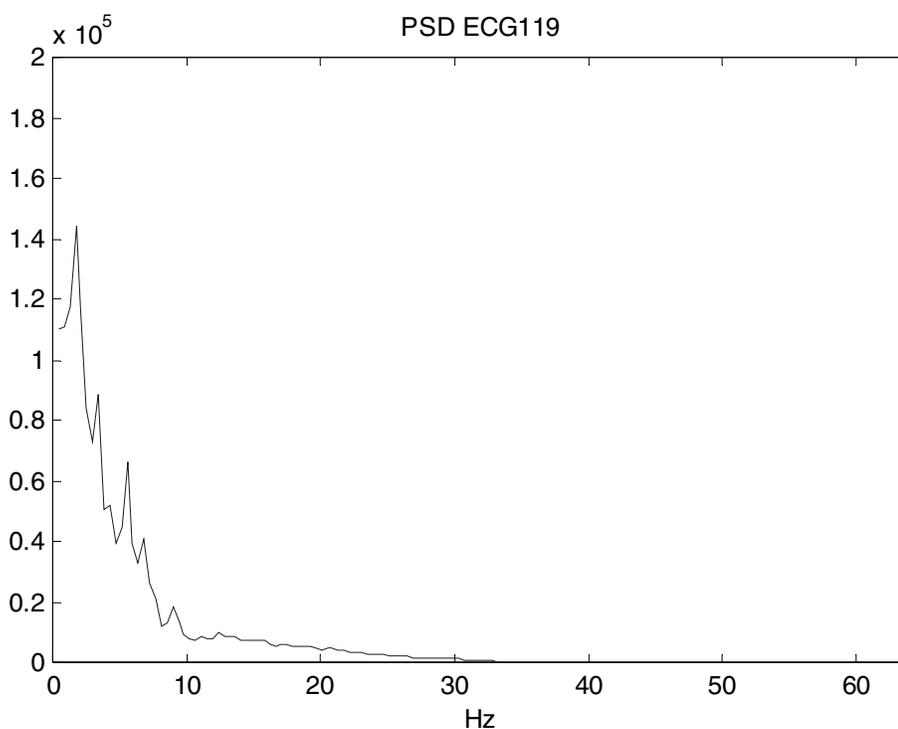


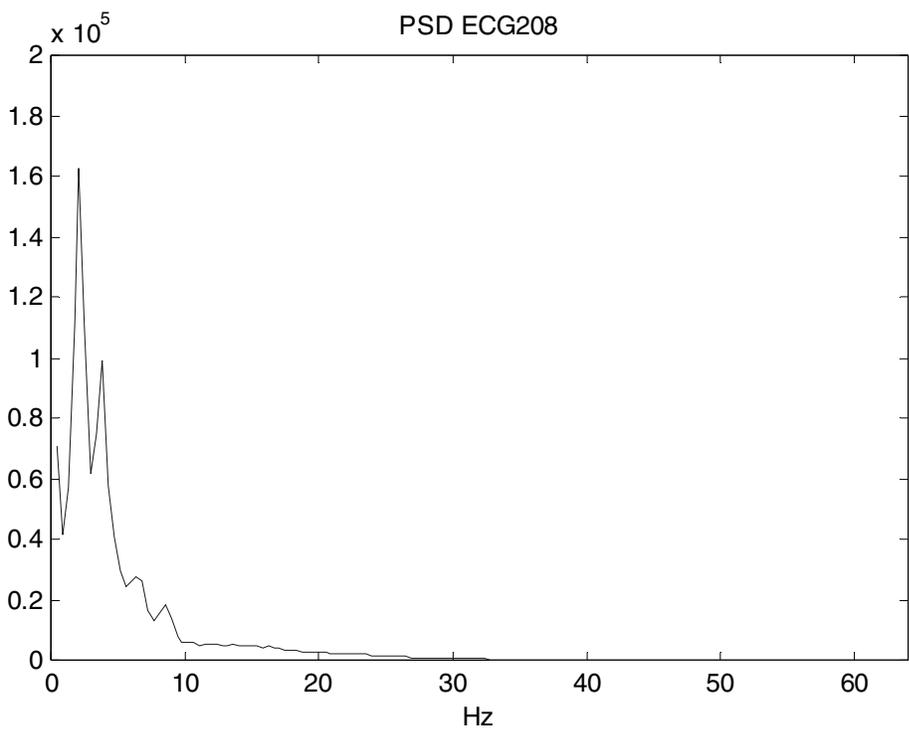
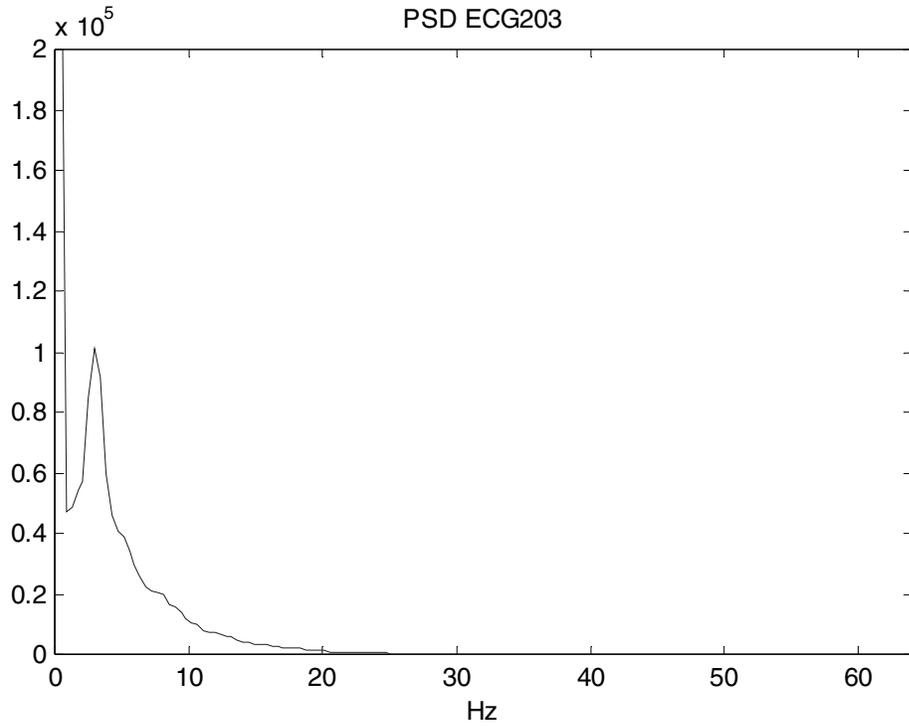


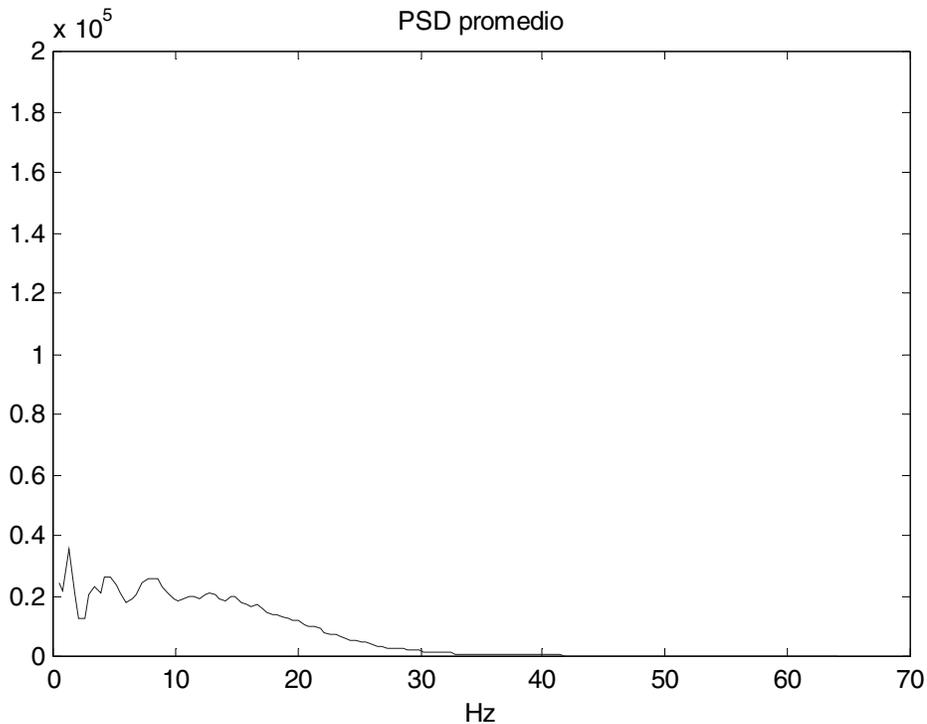
En la Figura 3 se presenta la gráfica PSD de los tres pacientes arrítmicos, comparada con la PSD promedio de pacientes sanos. No se presenta el primer punto (componente DC) para resaltar los demás componentes frecuenciales, incluso los más pequeños. En la Figura 3, de un golpe de vista, se observan diferencias. Por ejemplo, nótese que la potencia de las PSD

de pacientes arrítmicos cae hacia los 10 Hz, mientras que la PSD promedio de sanos mantiene su potencia hasta los 20 Hz, incluso se prolonga hasta los 45 Hz (y este comportamiento fue consistente en todos los pacientes sanos). Nótese también que las PSD de arrítmicos presentan picos menos dispersos que la PSD promedio.

Figura 3 Diferencias morfológicas entre la curva promedio de los sanos (curva superior) y la de cada paciente arrítmico







Distinción cuantitativa (identificación numérica)

En la Tabla 1 se presenta la distancia de cada PSD de paciente sano a la PSD promedio de los sanos, y la distancia de la PSD de cada paciente arrítmico a dicho promedio. Ob-

sérvese que la máxima distancia de un paciente sano al promedio de su grupo es 4,0 (paciente ECG6265), mientras que la mínima distancia de un paciente arrítmico es 6,0 (paciente ECG208).

Tabla 1 Distancias de PSD sanos y arrítmicos a un promedio de sanos

Paciente	DISTANCIA (*10 ¹⁰)	Paciente	DISTANCIA (*10 ¹⁰)
ECG6265	4.0692	ECG6420	1.5459
ECG6272	1.2932	ECG6539	0.7871
ECG6273	1.6974	ECG6786	0.7633
ECG6483	0.6398	ECG7052	1.0535
ECG6773	0.9271	ECG8177	1.6482
ECG6795	0.9271	ECG9088	1.3971
ECG7453	0.1545	ECG9090	0.9886
ECG8184	0.6283	ECG9140	1.0276
ECG9093	1.6665		
ECG9830	1.5088		

Paciente	dist(*10 ¹⁰)	Paciente	dist(*10 ¹⁰)	Paciente	dist(*10 ¹⁰)
ECG119	7.4209	ECG203	8.1654	ECG208	6.0455

En la Tabla 2 se presenta la integral (área bajo el total de la curva) de la PSD promedio de los sanos y la integral de cada PSD de paciente arrítmico. El área bajo la

curva de un arrítmico más cercana al promedio de sanos es mayor 0,2 órdenes de magnitud a ese promedio.

Tabla 2 Integrales del PSD promedio de sanos y de PSD de arrítmicos

Paciente	INTEGRAL (*10 ⁶)
PROMEDIO	1.067

Paciente	int(*10 ⁶)	Paciente	int(*10 ⁶)	Paciente	int(*10 ⁶)
ECG119	1.5814	ECG203	1.2812	ECG208	1.2427

Discusión y conclusiones

Varios grupos en el mundo están trabajando en métodos auxiliares para el diagnóstico médico mediante ECG. Lo novedoso de nuestra propuesta consiste en diferenciar los ECG a través de su densidad espectral frecuencial. En una primera aproximación, los resultados numéricos indican una diferenciación entre el grupo

de pacientes arrítmicos de prueba y el de pacientes sanos. Vemos con ello que al llevar la información contenida en un ECG desde el dominio del tiempo hasta el dominio de la frecuencia, aparece información complementaria a la que nos da el ECG mirado sólo en el tiempo.

Este hecho es importante, porque el ECG puede ser, por episodios, del todo normal en

un paciente enfermo. En este trabajo se analizaron segmentos electrocardiográficos que en el tiempo no parecen anormales, pero que en la frecuencia se distancian del promedio normal. Otra parte de los análisis se realizó sobre segmentos totalmente anormales, donde se mantuvo la distancia para toda la señal del mismo individuo. Esto sugiere que un sistema entrenado con este reconocedor puede apoyar al médico para vigilar más atentamente un paciente cuyo ECG parece normal, pero cuyo PSD parece anormal. Es preciso insistir en que buscamos la posibilidad de hacer estudios de cribado (*screening*) rápidos y económicos en poblaciones grandes. No entramos a medir la capacidad predictiva de este tipo de análisis.

Se usaron bases de datos disponibles sin costo en internet. El buscar información en esta fuente permite trabajar desde cualquier computador conectado a la red mundial, de modo que la metodología es reproducible de manera rápida y económica. Se demuestra que esta metodología puede obtener resultados interesantes, al trabajar sobre pacientes, pero reduciendo drásticamente los costos. También en términos financieros es interesante desarrollar una herramienta que apoye al médico en su diagnóstico usando apenas unos pocos ciclos cardiacos (lo que significa menos de un minuto de examen al paciente). Un tiempo corto de registro es fundamental para desarrollar una tecnología de cribado (*screening*), porque el examen corto

es más eficiente para el paciente y el clínico. Hay varias limitaciones en este trabajo. Discutimos las fundamentales:

En primer lugar, los análisis realizados sobre todas las gráficas muestran una importante variación de las formas de dichos espectros para ECG entre individuos sanos. Una razón posible para esta gran variación sería la variabilidad aumentada en los sistemas de modulación de la actividad cardiaca de pacientes sanos, lo que les capacita para enfrentar un rango más amplio de demandas sobre el corazón. Esto limita nuestro trabajo y nos lleva a pensar que esta metodología no alcanzará la definición de patrones característicos de espectros sanos. Para los registros arrítmicos, en cambio, se encuentra tendencia a un comportamiento similar, como si estos pacientes tuvieran una variabilidad disminuida y, por lo tanto, una relativa discapacidad.

En segundo lugar, no tenemos suficiente conocimiento de los antecedentes de los pacientes. Para evolucionar este trabajo necesitamos bases de datos que contengan electrocardiogramas, pero también más información de los pacientes, que se puede cruzar para enriquecer las conclusiones. Además, los pacientes arrítmicos están medicados con diferentes fármacos, que modifican la regulación nerviosa y humoral sobre el corazón de estos pacientes. Por esto es interesante tener señales provenientes de pacientes sin medicación

o que estén tomando los mismos fármacos a dosis equivalentes.

En tercer lugar, el remuestreo que se hizo a los arrítmicos para compararlos con los sanos cambia ligeramente la señal. Estamos seguros de que no la altera hasta el punto de variarla en el orden de magnitud observado en las distancias e integrales, pero no es ya la señal original. Por ello, es necesario realizar estas mismas mediciones sobre un banco de datos que tenga muestreos idénticos.

En cuarto y último lugar, no se logró descartar con plena seguridad que la derivación electrocardiográfica que se va a estudiar puede estar variando entre sanos

y arrítmicos. En estos últimos, la base de datos informa que se usa derivación MLII, que es una DII modificada. Revisada la morfología de las señales, nada indica que alguna no sea DII, pero las posibles diferencias en las posiciones de los electrodos acarrearían mínimas diferencias en las señales, que quizá el ojo humano no detecte, pero sistemas como el diseñado para este proyecto sí podrían detectar.

Invitamos a la comunidad médica que tenga registros electrocardiográficos digitalizados, tomados de pacientes con historia clínica bien establecida, a comunicarse con nuestro grupo para avanzar en el desarrollo del presente trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

1. Virmani R, Burke AP, Farb A. Sudden cardiac death. *Cardiovasc Pathol* 2001;10(5):211-8.
2. Organización Panamericana de la Salud, Departamento Administrativo Nacional de Estadística. Mortalidad según condiciones de vida. Bogotá: DANE; 1998. [Consultado 2004 Ene]. Disponible en: <http://www.col.ops-oms.org/sivigila/mortalidad/37.htm>.
3. ECG library.com [Página web en internet]. Auckland (Nueva Zelanda): Dean Jenkins and Stephen Gerred; c1995-2002 [Actualizada 2002 Oct 12; citado 2004 Jun 9]. Disponible en: <http://www.ecglibrary.com>.
4. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society for Pacing and Electrophysiology. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. *Circulation* 1996;93:1043-65.
5. Forslund L, Bjorkander I, Ericson M, Held C, Kahan T, Rehnqvist N, et al. Prognostic implications of autonomic function assessed by analyses of catecholamines and heart rate variability in stable angina pectoris. *Heart* 2002; 87(5):415-22.
6. Valensi PE, Johnson NB, Maison-Blanche P, Extramania F, Motte G, Coumel P, et al. Influence of cardiac autonomic neuropathy on heart rate dependence of ventricular repolarization in diabetic patients. *Diab Care* 2002;25(5):918-23.
7. Tompkins WJ. *Biomedical digital signal processing: C language examples and laboratory, experiments for the I PC*. Nueva York: Prentice Hall; 1993.
8. Castellanos P, Godinez R, Jiménez J, Medina V. *Electrofisiología humana: un enfoque para ingenieros*. México: UAM; 1997.
9. Oppenheim, A, Haffer R. *Discret-time signal processing*. New York: Prentice Hall; 1989.
10. Proakis J, Monolakis D. *Introduction to digital signal processing*. Londres: Macmillan; 1988.

11. ICA CNL.com [página en internet]. San Diego: International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation; 1998 [Actualizada 2001 Dic 29; citado 2004 Jul 19]. Disponible en: http://www.cnl.salk.edu/~tewon/ica_cnl.html
12. Zimmermann M, Adamec R. Late ventricular potentials and myocardial infarction: a critical analysis. *Arch Mal Coeur Vaiss* 1992;85(4):51-9.
13. Novak D, Cuesta D, Eck V, Pérez-Cortés JC, Andreu García G. Denoising electrocardiogram using adaptive waveless [extended abstract]. Valencia: página de Juan Carlos Pérez-JCPérez documentos; 2001. [Consultado 2004 Mar 28] Disponible en: <http://www.talamo.com/malaga2001/pdf/55068.pdf>.
14. Maglaveras N, Stamkopoulos T, Pappas C, Strintzis M. ECG processing techniques based on neural networks and bidirectional associative memories. *J Med Eng Technol* 1998;(22):106-111. [Consultado 2004 May 25] Disponible en: <http://www.icsi.berkeley.edu/~rosaria/cv/IEEESP3b.ps>.
15. Silipo R. Investigating electrocardiographic features in fuzzy models for cardiac arrhythmia classification. Berkley: International Computer Science Institute; 1999. [Consultado 2003 Dic 10]. Disponible en: <http://www.ifs.tuwien.ac.at/~silvia/idamap99/idamap99-15.pdf>.
16. Universidad de los Andes. Ponencias congreso sobre EKG. Bogotá: La Universidad; 2004. [Consultado 2004 Jun 15]. Disponible en: <http://www.andescon2004.com/programa.htm>.
17. Gutiérrez R, Mañana G. Escalas temporales en diferentes métodos de caracterización de la dinámica cardiaca. Memorias II Taller Interdisciplinario de Sistemas Complejos, Isla Margarita, Venezuela, octubre 2000.
18. Cohen L. Time frequency analysis. Nueva York: Prentice Hall; 1995.